سید محمد طاها طباطبایی - ۹۸۱۲۷۶۲۸۳۸

گزارش تمرین ۱

چکیده:

در این تمرین، به بررسی ۳ عملیات پایه روی تصاویر می پردازیم. در بخش اول، با گسسته سازی مقادیر پیکسل های تصویر و نحوه تاثیر آن بر کیفیت عکس آشنا می شویم. در بخش دوم، دو متد کاهش ابعاد تصویر، یکی حذف سطر و ستون و دیگری میانگین گیری را بررسی می کنیم. همچنین برای افزایش ابعاد تصویر نیز، دو متد کپی و تکرار و تبدیل دو خطی را پیاده سازی می کنیم. در بخش آخر نیز، به بررسی تاثیر تعداد بیت های مورد استفاده در ذخیره سازی تصویر، بر روی کیفیت عکس می پردازیم.

توضيح فني:

در سلول اول، ابتدا به محاسبه هیستوگرام محلی برای تصویر elaine یر داخته ایم.

```
elaine = cv2.imread('Elaine.bmp',cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

# equalize elaine image
elaine_histo = calc_hitogram(elaine)
normal_elaine_histo = normalizeHistogram(elaine_histo,elaine.shape[0],elaine.shape[1])
elaine_cdf = calc_cdf(normal_elaine_histo)
equal_elaine = reMap(elaine,elaine_cdf)
```

در اینجا، ابتدا با تابع calc_histogram ، هیستوگرام تصویر را محاسبه می کنیم. سپس با تابع calc_histogram ، هیستوگرام تصویر را نرمالسازی می کنیم. در گام بعد، تابع calc_cdf برای محاسبه cdf تصویر استفاده می شود. در انتها، تصویر جدید مطابق cdf محاسبه شده، توسط تابع reMap ساخته می شود. تابع calc_histogram به شکل زیر تعریف می شود:

```
def calc_hitogram(image):
14
15
         length = image.shape[0]
         width = image.shape[1]
16
         pdf = np.zeros(256)
17
18
19
         for i in range(length):
             for j in range(width):
20
21
                  k = image[i][j]
                  pdf[k] +=1
22
23
         return pdf
```

در این تابع، عکس مورد نظر به عنوان ورودی تابع استفاده می شود. در دو حلقه تو در تو، فراوانی رخ داد هر پیکسل که مقداری بین k تا ۲۵۵ دارد را، در یک آرایه به نام pdf ذخیره می کنیم. طول این آرایه ۲۵۶ است، و اندیس k این آرایه، نشان دهنده فراوانی پیکسل هایی با مقدار k است.

برای اجرای روال متعادل سازی هیستوگرام، در ابتدا نیاز داریم تا طبق الگوریتم ارائه شده در درس، هیستوگرام فعلی را نرمالایز کنیم. برای اینکار یک تابع به نام normalizeHistogram نوشته ایم.

```
def normalizeHistogram(pdf,width,length):
    normal_pdf = np.zeros(len(pdf))

for i in range(len(normal_pdf)):
    normal_pdf[i] = pdf[i]/(width*length)

return normal_pdf
```

در این تابع، مقادیر pdf را به رنج بین ۰ تا ۱ مپ می کنیم. چون ماکسیمم مقدار فراوانی برابر حاصل ضرب طول در عرض تصویر است، برای تقسیم کردن در مخرج از این عدد استفاده می کنیم.

```
def calc cdf(normal pdf):
34
         cdf = np.zeros(len(normal pdf))
         for i in range(len(normal_pdf)):
37
              for j in range(i):
38
                  cdf[i] += normal pdf[j]
40
41
              cdf[i] *=255
42
              cdf[i] = round(cdf[i])
43
44
         return cdf
```

در این تابع، به ازای مقدا i ام از آرایه نرمال شده، تمام اندیس های ۰ تا i از آرایه نرمال شده را با هم جمع می کنیم. طبق فرمول محاسبه در این تابع، به ازای مقدار آن اندیس را در ۲۵۵ ضرب در حلقه بیرونی، که در واقع انتهای سیگمای جمع مقادیر نرمالایز شده تا آن اندیس است، مقدار آن اندیس را در ۲۵۵ ضرب می کنیم. در انتها چون این مقدار ممکن است یک عدد اعشاری باشد، آن را به مقدار صحیح نزدیک تر به آن گرد می کنیم.

این تابع با دریافت عکس هدف و cdf مورد نظر، پیکسل های عکس را با مقادیر جدید بر اساس cdf داده شده، آپدیت می کند. در ادامه، ابتدا تصویر اصلی را با لول های مختلف، از ۲ تا ۱۲۸ لول، نمایش می دهیم.

```
1  # quantize original image
2  img2level = quantize_simulation(elaine,1) # 2 level = 2**1
3  img4level = quantize_simulation(elaine,2) # 4 level = 2**2
4  img8level = quantize_simulation(elaine,3) # 8 level = 2**3
5  img16level = quantize_simulation(elaine,4) # 16 level = 2**4
6  img32level = quantize_simulation(elaine,5) # 32 level = 2**5
7  img64level = quantize_simulation(elaine,6) # 64 level = 2**6
8  img128level = quantize_simulation(elaine,7) # 128 level = 2**7
```

این قطعه کد، پیکسل های عکس elaine را با کمک تابع quantize_simulation ، در لول های مشخص شده، تقسیم بندی می کند.

```
def quantize_simulation(image, n_bits):
    coeff = 2**8 // 2**n_bits
    return (image // coeff) * coeff
```

این تابع، با تقسیم ۲۵۶ بر 2^{n_bits} ، تعداد دسته های مورد نظر را محاسبه می کند. سپس پیکسل های تصویر را بر این مقدار تقسیم و به پایین گرد می کند. در نهایت حاصل را دوباره در coeff ضرب می کنیم. منطق این عملیات این است که ابتدا پیکسل ها به اعدادی بین 2^{n_bits} تا level-1 مقداری که میخواهیم نرمالایز می شوند، و در ادامه دوباره در coeff ضرب می کنیم تا به اعداد ابتدای بازه ها مپ شوند.

```
1 # calculate MSE, for original image cases
2 mse2level = mean_square_error(elaine,img2level)
   print(f'mean square error(2) = {mse2level}')
4 mse4level = mean square error(elaine,img4level)
   print(f'mean square error(4) = {mse4level}')
   mse8level = mean_square_error(elaine,img8level)
   print(f'mean square error(8) = {mse8level}')
   mse16level = mean square error(elaine,img16level)
   print(f'mean square error(16) = {mse16level}')
10
   mse32level = mean_square_error(elaine,img32level)
   print(f'mean_square_error(32) = {mse32level}')
11
   mse64level = mean square error(elaine,img64level)
12
   print(f'mean_square_error(64) = {mse64level}')
13
   mse128level = mean_square_error(elaine,img128level)
15 print(f'mean_square_error(128) = {mse128level}')
```

در نهایت در قطعه کد بالا، mean square error را بین عکس اصلی و عکس های گسسته سازی شده محاسبه می کند.

در سلول های بعد، همین روال را برای عکس متعادل شده تکرار کرده ایم.

نتيجه:

در ابتدا، با مقایسه عکس اصلی و متعادل شده، با توجه به عکس های حاصل، تاثیر متعادل سازی در افزایش کنتراست تصویرو جدا شدن لبه های سیاه از سفید و تشخیص بهتر جزئیات را مشاهده می کنیم.

در مورد گسسته سازی(quantize)، می بینیم که پس از ۸ یا ۱۶ سطح، دیگر تفاوت قابل تشخیص با جشم نیست.

در مورد محاسبه تفاوت بین عکس ها، اعداد زیر بهدست آمد:

Level	<i>128</i>	64	<i>32</i>	16	8	4	2
Without	0.5093	3.4688	17.3819	77.3164	325.0481	1346.5181	5436.5977
Histeq	0.5047	2.0520	17 0455	76 2210	225 0701	1210 1040	5206 0716
With Histeg	0.5847	3.9539	17.8455	76.2318	325.0791	1318.1048	5296.0716

واضح است که هرچه تعداد سطوح به ۲۵۶ نزدیکتر باشد، مقدار خطا کمتر است. در مقایسه بین حالت متعادل شده و نشده نیز، تفاوت ارور برای عکس متعادل شده با عکس های گسسته اش، فقط در تعداد سطح پایین، خطای کمتری دارد، که البته تفاوت فاحشی نیست.

توضيح فني:

در ابتدا عكس را لود مي كنيم.

```
1 goldhill = cv2.imread('Goldhill.bmp', cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
2 width , length = goldhill.shape
3 plt.imshow(goldhill,cmap=plt.gray())
```

ابعاد عكس (512,512) است.

در حالت اول، عكس را با حذف سطر و ستون ها به صورت يكي در ميان، كاهش ابعاد مي دهيم.

```
1 # downsample an image by a factor of 2, without using averaging filter
2 # we just select rows & columns every other one
3 downsampled_without_averaging = goldhill[::2,::2]
4 plt.imshow(downsampled_without_averaging)
```

سپس، کاهش ابعاد را با استفاده از فیلتر میانگین گیر، انجام میدهیم.

```
# downsample an image by a factor of 2, using averaging filter
downsampled_using_averaging = averaging_filter(goldhill,windowSize=3,downsaplingFactor=2)
plt.imshow(downsampled_using_averaging)
```

در اینجا، از تابع averaging_filter استفاده شده است، که به شکل زیر پیادهسازی شده:

```
def averaging_filter(image,windowSize=3,downsaplingFactor=1):
         # apply averaging filter with 'windowSize' as filter size and then down-sampl
         newWidth = int(image.shape[0]/downsaplingFactor)
         newLength = int(image.shape[1]/downsaplingFactor)
         newImage = np.zeros((newWidth,newLength))
70
         for i in range(0, image.shape[0], downsaplingFactor):
             for j in range(0, image.shape[1], downsaplingFactor):
                 end0 = i+windowSize
                 if end0>image.shape[0]:
                     end0 = image.shape[0]
                 end1 = j+windowSize
                 if end1>image.shape[1]:
                     end1 = image.shape[1]
                 buffer = np.mean(image[i:end0, j:end1], axis=(0,1))
                 newImage[int(i/downsaplingFactor), int(j/downsaplingFactor)] = buffer
84
         return newImage
```

ورودی این تابع به ترتیب، عکس ورودی مورد نظر جهت کاهش، سایز پنجره فیلتر میانگین گیر و نرخ کاهش حجم است.

در ابتدا، یک آرایه جهت نگهداری عکس خروجی میسازیم. سپس در دو حلقه تو در تو، ابتدا، یک برش از عکس در ابعاد فیلتر را انتخاب می کنیم، سپس میانگین مقادیر پیکسل های این بخش را محاسبه می کنیم که در متغییر buffer ریخته میشود، و در انتها این مقدار را در پیکسل متناظر در آرایه عکس خروجی قرار میدهیم.

```
# upsample an image by a factor of 2, using replication method
figure = plt.figure(figsize=(10,10))

upsampled_with_replication_1 = replication(downsampled_without_averaging,upsamplngFactor=2)
figure.add_subplot(1,2,1)
plt.imshow(upsampled_with_replication_1)
plt.title('upsampled removed rows & columns')

upsampled_with_replication_2 = replication(downsampled_using_averaging,2)
figure.add_subplot(1,2,2)
plt.imshow(upsampled_with_replication_2)
plt.title('upsampled averaged')
```

در قطعه كد بالا، با متد replication، ابعاد تصاوير را دو برابر مي كنيم. پياده سازي اين متد به شكل زير است:

```
def replication(image,upsamplngFactor=2):
    # upsampling, by copying rows & columns
    newWidth = image.shape[0]*upsamplngFactor
    newLength = image.shape[1]*upsamplngFactor
    newImage = np.zeros((newWidth,image.shape[1]))

for i in range(image.shape[0]):
    for k in range(upsamplngFactor):
        newImage[(i*upsamplngFactor)+k][:] = image[i][:]

newImage2 = np.zeros((newWidth,newLength))

for j in range(newImage.shape[1]):
    for k in range(upsamplngFactor):
        newImage2: ,(j*upsamplngFactor)+k] = newImage[:,j]

return newImage2
```

پارامتر های این تابع، تصویر ورودی برای تغییر ابعاد و نرخ تبدیل است. در این تابع، ابتدا ستون های عکس اصلی را در ستون های عکس خروجی، کپی و تکرار می کنیم، و سپس همین کار را برای سطرهای تصویر، تکرار می کنیم.

در ادامه اینبار با استفاده از متد دوخطی، افزایش ابعاد را انجام دادیم.

```
# upsample an image by a factor of 2, using bilinear interpolation method
figure = plt.figure(figsize=(10,10))

upsampled_with_bilinear_interpolation_1 = np.zeros((downsampled_without_averaging.shape[0]*2,downsampled_without_
upsampled_with_bilinear_interpolation1 = interpolate_bilinear(downsampled_without_averaging,upsampled_with_bilinear_interpolation_1)
plt.imshow(upsampled_with_bilinear_interpolation_1)

plt.title('bilinear_interpolation_2')

upsampled_with_bilinear_interpolation2 = interpolate_bilinear(downsampled_using_averaging.shape[0]*2,downsampled_using_averaging.upsampled_with_bilinear_interpolation2 = interpolate_bilinear(downsampled_using_averaging,upsampled_with_bilinear_figure.add_subplot(1,2,2)

plt.imshow(upsampled_with_bilinear_interpolation_2)
plt.title('bilinear_interpolation_2')
```

پیاده سازی متد interpolate_bilinear با کمک یک منبع خارجی، به شکل زیر است.

```
def interpolate_bilinear(array_in, array_out):
    width_in = array_in.shape[0]
    height_in = array_in.shape[1]
    width_out = array_out.shape[0]
    height_out = array_out.shape[1]

for i in range(height_out):
    for j in range(width_out):
        # Relative coordinates of the pixel in output space
        x_out = j / width_out
    y_out = i / height_out
```

ورودی این تابع به ترتیب، عکس ورودی و آرایه با ابعاد مدنظر برای عکس خروجی است.

```
# Corresponding absolute coordinates of the pixel in input space
116
117
                  x in = (x out * width in)
118
                  y_in = (y_out * height_in)
119
120
                  # Nearest neighbours coordinates in input space
121
                  x_prev = int(np.floor(x_in))
122
                  x_next = x_prev + 1
                  y_prev = int(np.floor(y_in))
                  y_next = y_prev + 1
124
```

```
126
                  # Sanitize bounds - no need to check for < 0
127
                  x_prev = min(x_prev, width_in - 1)
128
                  x_next = min(x_next, width_in - 1)
129
                  y prev = min(y prev, height in - 1)
130
                  y_next = min(y_next, height_in - 1)
131
132
                  # Distances between neighbour nodes in input space
133
                  Dy_next = y_next - y_in;
134
                  Dy prev = 1. - Dy next; # because next - prev = 1
135
                  Dx next = x next - x in;
136
                  Dx_prev = 1. - Dx_next; # because next - prev = 1
```

```
# Interpolate over 3 RGB layers

if (len(array_out.shape) > 2):

for c in range(3):

array_out[i][j][c] = Dy_prev * (array_in[y_next][x_prev][c] * Dx_next + array_in[y_next]

+ Dy_next * (array_in[y_prev][x_prev][c] * Dx_next + array_in[y_prev][x_next][c] * Dx_prev

else: # Interpolate over 1 grayscale layer

array_out[i,j] = Dy_prev * (array_in[y_next][x_prev] * Dx_next + array_in[y_next][x_next] *

+ Dy_next * (array_in[y_prev][x_prev] * Dx_next + array_in[y_next][x_next] *

py_next * (array_in[y_prev][x_prev] * Dx_next + array_in[y_prev][x_next] * Dx_prev

return array_out
```

در هر بخش از کد، کامنت ها، گویای عملیات ساده ای است که رخ می دهد، پس توضیح اضافه ای ندارد.

در انتها، تفاوت عكس ها را با تصوير اصلى محاسبه كردهايم.

```
# calculate MSE
removal_down_replication_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_replication_1)
print(f'(MSE) removal_down_replication_up: {removal_down_replication_up}')

removal_down_bilinear_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_bilinear_interpolation1)
print(f'(MSE) removal_down_bilinear_up: {removal_down_bilinear_up}')

averaging_down_replication_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_replication_2)
print(f'(MSE) averaging_down_replication_up: {averaging_down_replication_up}')

averaging_down_bilinear_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_bilinear_interpolation2)
print(f'(MSE) averaging_down_bilinear_up: {averaging_down_bilinear_up}')
```

نتيجه

Pixel Replication	Bilinear Interpolation	
99.0850	142.4705	Averaging
133.0759	65.0079	Remove Row&Column

با توجه به مقادیر خطا محاسبه شده، بهترین روش برای کاهش ابعاد و سپس افزایش مجدد ابعاد یک تصویر، استفاده از روش حذف سطر و ستون و در ادامه تبدیل دوخطی است.

توضيح فني:

```
barbara = cv2.imread('Barbara.bmp', cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

# plt.imshow(barbara,cmap=plt.gray())

img8bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b11111111)

img7bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b01111111)

img6bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00011111)

img5bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00001111)

img4bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00000111)

img3bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00000011)

img2bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00000001)

img1bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00000001)
```

پس از لود تصویر، با استفاده از تابع، get_bit_planes ، تصاویر را با تعداد بیت های به ترتیب ۸ تا ۱ میسازیم.

پیادهسازی تابع get_bit_planes به شکل زیر است:

در این تابع، رشته بیتی مدنظر را با مقدار پیکسل های تصویر، اند منطقی می گیریم تا فقط اطلاعات بیت های مدنظر، باقی بماند.

نتيجه:

با توجه به نتیجه عکس های خروجی، می توان گفت، با ۴ یا ۵ بیت، دیگر نمی توان اطلاعات خوبی از تصویر داشت. البته در پاسخ به سوال دوم مطرح شده، می توان گفت در بخش هایی که فرکانس تغییرات پایین تر است، یا به بیانی، با بخش های یکدست تصویر رو به رو هستیم، می توان تصویر را با تعداد بیت های کمتر، و با کیفیت قبل نشان داد، اما بخش هایی که فرکانس تغییرات زیادتر است، به سرعت تصویر نویزی و خراب می شود (حالت بر فکی پیدا می کند)

```
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
from functions import *
import numpy as np
plt.style.use(plt.style.available[5])
```

1.1.1. For two cases as without and with histogram equalization (uniform histogram), display the quantized image in (4, 8, 16, 32, 64, 128) Levels and its histograms. Also, the optimum mean square error obtained for each case. Discuss and report the results for the gray Elaine image. It should be noted, you can use rgb2gray, histeq and immse functions for this problem.

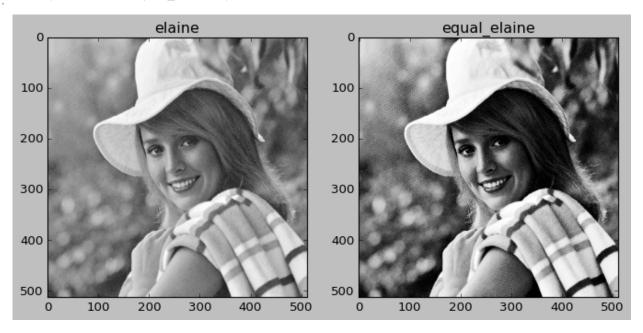
```
In []: elaine = cv2.imread('Elaine.bmp',cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

# equalize elaine image
elaine_histo = calc_hitogram(elaine)
normal_elaine_histo = normalizeHistogram(elaine_histo,elaine.shape[0],elaine.shape[1])
elaine_cdf = calc_cdf(normal_elaine_histo)
equal_elaine = reMap(elaine,elaine_cdf)

# plot original and equalized image
figure = plt.figure(figsize=(10,10))
figure.add_subplot(1,2,1)
plt.imshow(elaine,cmap=plt.gray())
plt.title('elaine',color='black')

figure.add_subplot(1,2,2)
plt.imshow(equal_elaine)
plt.title('equal_elaine',color='black')
```

Out[]: Text(0.5, 1.0, 'equal_elaine')



```
In []: # quantize original image
  img2level = quantize_simulation(elaine,1) # 2 Level = 2**1
  img4level = quantize_simulation(elaine,2) # 4 Level = 2**2
  img8level = quantize_simulation(elaine,3) # 8 Level = 2**3
  img16level = quantize_simulation(elaine,4) # 16 Level = 2**4
  img32level = quantize_simulation(elaine,5) # 32 Level = 2**5
```

```
img64level = quantize_simulation(elaine,6) # 64 Level = 2**6
img128level = quantize_simulation(elaine,7) # 128 Level = 2**7
```

```
In [ ]: | figure = plt.figure(figsize=(12,12))
        figure.add subplot(2,4,1)
         plt.imshow(elaine)
        plt.title('elaine',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,2)
         plt.imshow(img2level)
         plt.title('img2level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,3)
         plt.imshow(img4level)
        plt.title('img4level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,4)
         plt.imshow(img8level)
         plt.title('img8level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,5)
         plt.imshow(img16level)
        plt.title('img16level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,6)
         plt.imshow(img32level)
        plt.title('img32level',color='black')
        figure.add subplot(2,4,7)
         plt.imshow(img64level)
         plt.title('img64level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,8)
         plt.imshow(img128level)
        plt.title('img128level',color='black')
        plt.show()
```



```
# calculate MSE, for original image cases
In [ ]:
        mse2level = mean_square_error(elaine,img2level)
        print(f'mean square error(2) = {mse2level}')
        mse4level = mean square error(elaine,img4level)
        print(f'mean square error(4) = {mse4level}')
        mse8level = mean_square_error(elaine,img8level)
        print(f'mean_square_error(8) = {mse8level}')
        mse16level = mean square error(elaine,img16level)
        print(f'mean_square_error(16) = {mse16level}')
        mse32level = mean_square_error(elaine,img32level)
        print(f'mean square error(32) = {mse32level}')
        mse64level = mean_square_error(elaine,img64level)
        print(f'mean square error(64) = {mse64level}')
        mse128level = mean_square_error(elaine,img128level)
        print(f'mean_square_error(128) = {mse128level}')
        mean square error(2) = 5436.5977
        mean square error(4) = 1346.5181
        mean_square_error(8) = 325.0481
        mean\_square\_error(16) = 77.3164
        mean square error(32) = 17.3819
        mean square error(64) = 3.4688
        mean square error(128) = 0.5093
```

```
In [ ]: # quantize equalized image
  img2level = quantize_simulation(equal_elaine,1) # 4 Level = 2**1
  img4level = quantize_simulation(equal_elaine,2) # 4 Level = 2**2
  img8level = quantize_simulation(equal_elaine,3) # 8 Level = 2**3
  img16level = quantize_simulation(equal_elaine,4) # 16 Level = 2**4
```

```
img32level = quantize_simulation(equal_elaine,5) # 32 level = 2**5
img64level = quantize_simulation(equal_elaine,6) # 64 level = 2**6
img128level = quantize_simulation(equal_elaine,7) # 128 level = 2**7
```

```
In [ ]: figure = plt.figure(figsize=(12,12))
        figure.add subplot(2,4,1)
        plt.imshow(equal_elaine,cmap=plt.gray())
        plt.title('elaine',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,2)
        plt.imshow(img2level)
        plt.title('img2level',color='black')
        figure.add subplot(2,4,3)
        plt.imshow(img4level)
        plt.title('img4level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,4)
        plt.imshow(img8level)
        plt.title('img8level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,5)
        plt.imshow(img16level)
        plt.title('img16level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,6)
        plt.imshow(img32level)
        plt.title('img32level',color='black')
        figure.add_subplot(2,4,7)
        plt.imshow(img64level)
        plt.title('img64level',color='black')
        figure.add subplot(2,4,8)
        plt.imshow(img128level)
        plt.title('img128level',color='black')
        plt.show()
```



```
# calculate MSE, for equalized image case
In [ ]:
        mse2level = mean_square_error(equal_elaine,img2level)
        print(f'mean square error(2) = {mse2level}')
        mse4level = mean square error(equal elaine,img4level)
        print(f'mean square error(4) = {mse4level}')
        mse8level = mean_square_error(equal_elaine,img8level)
        print(f'mean_square_error(8) = {mse8level}')
        mse16level = mean square error(equal elaine,img16level)
        print(f'mean_square_error(16) = {mse16level}')
        mse32level = mean_square_error(equal_elaine,img32level)
        print(f'mean square error(32) = {mse32level}')
        mse64level = mean_square_error(equal_elaine,img64level)
        print(f'mean_square_error(64) = {mse64level}')
        mse128level = mean_square_error(equal_elaine,img128level)
        print(f'mean_square_error(128) = {mse128level}')
        mean square error(2) = 5296.0716
        mean_square_error(4) = 1318.1048
        mean_square_error(8) = 325.0791
        mean\_square\_error(16) = 76.2318
```

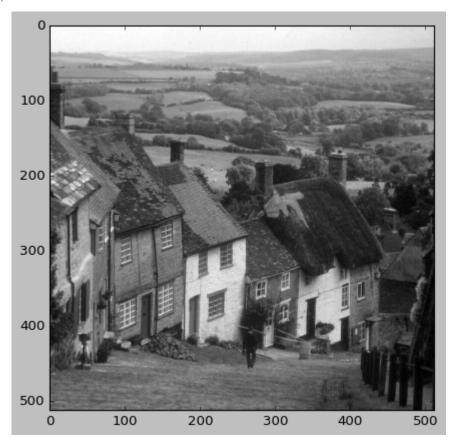
mean_square_error(32) = 17.8455
mean_square_error(64) = 3.9539
mean_square_error(128) = 0.5847

1.1.2. Write a program which can, firstly, downsample an image by a factor of 2, with and without using the averaging filter, and also, up-sample the previously downsampled images by a factor of 2, using the pixel replication and bilinear interpolation methods, respectively. Display

(zoom of image) and discuss the results obtained with different methods for the Goldhill image. Note, you can use immse function for this problem.

```
In [ ]: goldhill = cv2.imread('Goldhill.bmp', cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
width , length = goldhill.shape
plt.imshow(goldhill,cmap=plt.gray())
```

Out[]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2630c772dd0>



```
In [ ]: # downsample an image by a factor of 2, without using averaging filter
# we just select rows & columns every other one
downsampled_without_averaging = goldhill[::2,::2]
plt.imshow(downsampled_without_averaging)
```

Out[]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2630c74bf10>



In []: # downsample an image by a factor of 2, using averaging filter
downsampled_using_averaging = averaging_filter(goldhill,windowSize=3,downsaplingFactor
plt.imshow(downsampled_using_averaging)

Out[]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2630c686c80>



```
In []: # upsample an image by a factor of 2, using replication method
    figure = plt.figure(figsize=(10,10))

upsampled_with_replication_1 = replication(downsampled_without_averaging,upsamplngFact
    figure.add_subplot(1,2,1)
    plt.imshow(upsampled_with_replication_1)
    plt.title('upsampled removed rows & columns')

upsampled_with_replication_2 = replication(downsampled_using_averaging,2)
    figure.add_subplot(1,2,2)
    plt.imshow(upsampled_with_replication_2)
    plt.title('upsampled averaged')

plt.show()
```



```
In []: # upsample an image by a factor of 2, using bilinear interpolation method
    figure = plt.figure(figsize=(10,10))

upsampled_with_bilinear_interpolation_1 = np.zeros((downsampled_without_averaging.shapupsampled_with_bilinear_interpolation1 = interpolate_bilinear(downsampled_without_aver
    figure.add_subplot(1,2,1)
    plt.imshow(upsampled_with_bilinear_interpolation_1)
    plt.title('bilinear_interpolation_2')

upsampled_with_bilinear_interpolation2 = np.zeros((downsampled_using_averaging.shape[
    upsampled_with_bilinear_interpolation2 = interpolate_bilinear(downsampled_using_averaging.shape[
    upsampled_with_bilinear_interpolation2 = interpolate_bilinear(downsampled_using_averaging.shape[
    upsampled_with_bilinear_interpolation2)
    plt.imshow(upsampled_with_bilinear_interpolation_2)
    plt.title('bilinear_interpolation_2')
```

Out[]: Text(0.5, 1.0, 'bilinear_interpolation_2')



```
In []: # calculate MSE
    removal_down_replication_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_replication_1)
    print(f'(MSE) removal_down_replication_up: {removal_down_replication_up}')

    removal_down_bilinear_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_bilinear_interpol
    print(f'(MSE) removal_down_bilinear_up: {removal_down_bilinear_up}')

    averaging_down_replication_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_replication_
    print(f'(MSE) averaging_down_replication_up: {averaging_down_replication_up}')

    averaging_down_bilinear_up = mean_square_error(goldhill,upsampled_with_bilinear_interprint(f'(MSE) averaging_down_bilinear_up: {averaging_down_bilinear_up}')

(MSE) removal_down_replication_up: 133.0759
    (MSE) removal_down_bilinear_up: 65.0079
    (MSE) averaging_down_replication_up: 99.0850
    (MSE) averaging_down_bilinear_up: 142.4705
```

1.1.3. The initial image consists of eight bits of data for each pixel. Create new images using 5, 4, 3, 2 and 1 bit only for each pixel. How many bits are needed to preserve image quality? Does it change from place to place in the image? Discuss about the results. (Test Image Grayscale of Barbara).

```
In []: barbara = cv2.imread('Barbara.bmp', cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

# plt.imshow(barbara,cmap=plt.gray())
img8bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b11111111)
img7bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b01111111)
img6bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00011111)
img5bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00001111)
img4bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00000111)
img3bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00000011)
img2bit = get_bit_planes(barbara.copy(), 0b00000001)

figure = plt.figure(figsize=(12,12))
figure.add_subplot(3,3,1)
plt.imshow(barbara,cmap=plt.gray())
```

```
plt.title('barbara',color='black')
figure.add_subplot(3,3,2)
plt.imshow(img8bit)
plt.title('img8bit',color='black')
figure.add_subplot(3,3,3)
plt.imshow(img7bit)
plt.title('img7bit',color='black')
figure.add_subplot(3,3,4)
plt.imshow(img6bit)
plt.title('img6bit',color='black')
figure.add_subplot(3,3,5)
plt.imshow(img5bit)
plt.title('img5bit',color='black')
figure.add_subplot(3,3,6)
plt.imshow(img6bit)
plt.title('img4bit',color='black')
figure.add_subplot(3,3,7)
plt.imshow(img3bit)
plt.title('img3bit',color='black')
figure.add_subplot(3,3,8)
plt.imshow(img2bit)
plt.title('img2bit',color='black')
figure.add_subplot(3,3,9)
plt.imshow(img1bit)
plt.title('img1bit',color='black')
plt.show()
```

